Ferdowsi Civil Engineering, 38, 2, 2025. (49-70)

Ferdowsi University of Mashhad

Ferdowsi Civil Engineering

https://civil-ferdowsi.um.ac.ir

Iranian Concrete Institute

Pavement Engineering Association of Iran

Improved Special Relativity Search Algorithm for Optimal Design of Truss Structures

Research Article

Farnaz Salajegheh [1], Vahid Goodarzimehr[2] *

DOI: 10.22067/jfcei.2025.88012.1297

1-Introduction

Optimum design of structural engineering problems, especially truss structures, is a very challenging task due to the presence of design constraints such as stress and displacement. In most cases, these constraints are defined in a nonlinear and dynamic way, which makes the optimization algorithms local in the optimum. Classical high precision causal methods take time to arrive at the answer. This increases the number of calculations. On the other hand, meta-heuristic algorithms produce acceptable answers for this type of problems using special programming techniques and operators. The standard special relativity search algorithm is unsuccessful in solving this group of problems due to the lack of coordination between the two important cases of exploitation and exploration, and the local optimum converges. In this research, two new techniques are introduced and implemented to improve the performance of this algorithm. The descending modification algorithm has been used as a complementary algorithm for gravity search. The movement step of the algorithm is controlled using special coefficients. Also, studies show that creating a dynamic population proportional to the convergence rate improves the performance of the algorithm. To prove the effectiveness and method of the proposed method compared to other advanced methods, their results are compared. The results show that the proposed algorithm has constant evaluation compared to other previous methods and has created a suitable balance between exploitation and exploration.

2- Formulation of the Optimization Problem for Sizing

Objective functions that can be used to measure the quality of a design include minimizing construction costs, minimizing lifecycle costs, minimizing weight, maximizing stiffness, and many others. Typically, the design is constrained by factors such as material selection, applicable strength, node displacements, natural frequencies, loading conditions, support conditions, and technical limitations (such as the type and size of available structural members and cross-sections, etc.). Therefore, it must be decided which parameters can be varied during the optimization process. These parameters are then transformed into optimization variables. As a result, the truss optimization method is formulated as follows:

$$\begin{aligned} &\min imize \quad W=\sum_{e=1}^{N_m}\gamma_e . l_e . A_e \\ &subject\ to \quad \sigma^l<\sigma_e<\sigma^u \\ &\qquad A^l<A_e<A^U \\ &\qquad \delta^l<\delta_e<\delta^u \end{aligned} \tag{1}$$

3- Development of the Special Relativity Search Algorithm

The Special Relativity Search (SRS) algorithm is an intelligent algorithm inspired by the interaction of particles in a magnetic field and simulated using the principles of special relativity. The optimization variables in the algorithm are essentially charged particles moving with velocity v in a magnetic field. The force that drives the movement of particles in the magnetic field results from their interactions with one another. The main step equation of the algorithm is calculated using Eq. (12).

$$x_i=(\frac{v}{c})^2 x_i+\left[\mu\frac{Q_iQ_j}{m R_{ij}^2}v_j\right]t_j\sqrt{1-(\frac{v}{c})^2}+\dots \quad R_{ij}\sin(\omega_n)\sqrt{1-(\frac{v}{c})^2} \tag{12}$$

In the context of optimization, the gradient refers to the vector of partial derivatives of a function with respect to its variables. It indicates both the direction and magnitude of the steepest ascent or descent of the function at a given point. Mathematically, if we have a multivariable function

*Manuscript received May 10, 2024 , Revised January 19, 2025, Accepted March 16, 2025.

1 PhD Candidate, department of structural engineering. Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

2 Corresponding author. Assistant Professor, Faculty of Civil Engineering and Architecture, Shahid Chamran University of Ahvaz,Ahvaz, Iran. **Email**: v.goodarzimehr@scu.ac.ir

$f(x_1,x_2, \ldots, x_n)$, the gradient is denoted as ∇f or grad (f) and is defined as follows:

$$\nabla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \ldots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right) \tag{13}$$

Each component of the gradient represents the rate of change of the function with respect to the corresponding variable. The convergence changes for the alpha coefficient are shown in Figures 1 and 2.

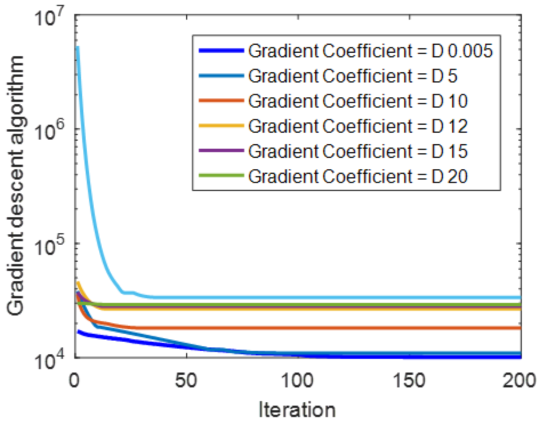


Fig. 1. Convergence of the Algorithm with Very Large Values of α

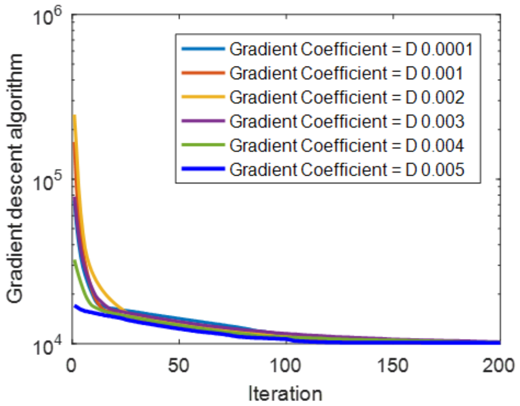


Fig. 2. Convergence of the Algorithm with Very Small Values of α

4- Evaluation of Structural Engineering Applications

In this paper, a total of three truss structural systems with various loading conditions and design constraints have been selected as benchmarks to demonstrate the effectiveness of the SRS algorithm. The computer codes for the algorithm and structures were developed in the MATLAB environment, and the truss structures were analyzed using the direct stiffness method. The best design is determined through 10 independent runs for each problem. To evaluate the performance of the SRS method, three well-known structural engineering problems were considered: a 52-member planar truss (with discrete variables), a 72-member space truss (with both continuous and discrete variables), and a 160-member space truss (with discrete variables). In this study, the algorithms are evaluated based on the best, worst, average, and standard deviation of the results, as well as the convergence speed, and are compared.

6-Conclusion

In this study, one of the latest metaheuristic algorithms, called Special Relativity Search, was developed for optimal structural design. The Special Relativity Search algorithm is a single-objective, population-based metaheuristic that, inspired by the interaction of particles in a magnetic field, has successfully developed an optimized algorithm. The mathematical equations used in this algorithm were first developed for practical application based on the theory of special relativity. Due to the effective application of this algorithm in the past two years, it has been widely used to solve various scientific problems worldwide. However, considering the background of metaheuristic algorithms, these types of algorithms are incapable of optimizing all problems. Therefore, they require revision and development to solve new problems. In this research, the gradient descent algorithm was used to increase the accuracy of local search. The performance of the gradient descent algorithm is dependent on various coefficient values. For this purpose, a sensitivity analysis was developed to select the best coefficient. Finally, to prove the effectiveness of the proposed method, several structural engineering optimization problems were solved. The results show that this method performs more effectively than other past methods. It is worth mentioning that with this algorithm, a new range of problems can be optimized in the future.

مهندسی عمران فردوسی

https://civil-ferdowsi.um.ac.ir/

انجمن مهندسی روسازی ایران

توسعه الگوریتم جستجوی نسبیت خاص برای طراحی بهینه سازه‌های خرپایی*

مقاله پژوهشی

فرناز سلاجقه [۱]   وحید گودرزی مهر [۲]

DOI: 10.22067/jfcei.2025.88012.1297

چکیده طراحی بهینه مسائل مهندسی سازه به طور مشخص سازه‌های خرپایی به دلیل وجود قیدهای طراحی از جمله تنش و جابجایی کار بسیار چالش بر انگیزی می‌باشد. این قیدها در بیشتر موارد به صورت غیرخطی و دینامیکی تعریف می‌شوند که باعث به دام افتادن الگوریتم‌های بهینه سازی در بهینه محلی می‌شوند. در مقابل الگوریتم‌های فراابتکاری با استفاده از تکنیک‌ها و اپراتورهای خاص برنامه نویسی پاسخ‌های قابل قبولی برای این نوع از مسائل تولید می‌کنند. الگوریتم استاندارد جستجوی نسبیت خاص به دلیل عدم هماهنگی میان دو پارامتر مهم بهره برداری و اکتشاف در حل این دسته از مسائل ناموفق است و به بهینه محلی همگرا می‌گردد. در این تحقیق برای بهبود عملکرد این الگوریتم دو تکنیک جدید معرفی و پیاده سازی می‌گردد. الگوریتم گرادیان نزولی به عنوان مکمل الگوریتم جستجوی جستجوی نسبیت خاص استفاده گردیده است. گام حرکت الگوریتم با استفاده از ضرایب خاص کنترل می‌گردد. برای اثبات اثربخشی و موثر بودن روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های پیشرفته نتایج آنها با یکدیگر مقایسه می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های قبلی نرخ همگرایی بالا یی دارد و توازن مناسبی بین پارامترهای بهره برداری و اکتشاف ایجاد کرده است.

واژه‌های کلیدی طراحی بهینه، الگوریتم جستجوی نسبیت خاص، الگوریتم‌های فراابتکاری، محاسبات نرم، SRS.

Improved Special Relativity Search Algorithm for Optimal Design of Truss Structures

Farnaz Salajegheh   Vahid Goodarzimehr

Abstract *Optimal design of structural engineering problems, particularly truss structures, is highly challenging due to the presence of design constraints such as stress and displacement. These constraints are often defined in a nonlinear and dynamic manner, which causes optimization algorithms to become trapped in local optima. In contrast, metaheuristic algorithms generate acceptable solutions for such problems using specialized programming techniques and operators. The standard Special Relativity Search (SRS) algorithm fails to solve these types of problems effectively due to the lack of coordination between two crucial parameters: exploitation and exploration, leading to convergence to local optima. In this study, two new techniques are introduced and implemented to enhance the performance of this algorithm. The gradient descent algorithm is employed as a complementary method to the SRS algorithm, with the movement step controlled using specific coefficients. To demonstrate the effectiveness of the proposed method compared to other advanced approaches, their results are compared. The findings indicate that the proposed algorithm has a higher convergence rate than previous methods and successfully establishes a proper balance between exploitation and exploration parameters.*

Key words Optimal Design, Special Relativity Search Algorithm, Metaheuristic Algorithm, Soft Computing, SRS.

* تاریخ دریافت مقاله ۱۴۰۳/۲/۲۱ و تاریخ پذیرش آن ۱۴۰۳/۱۲/۲۶ می‌باشد.

(۱) دانشجوی دکتری سازه، بخش مهندسی عمران، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان.

(۲) نویسندهٔ مسئول، استادیار عمران سازه، دانشکدهٔ مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز.

Email: v.goodarzimehr@scu.ac.ir

مقدمه

الگوریتم‌های متنوع ای در سال‌های اخیر برای طراحی بهینه سازه‌های خرپایی توسعه داده شده است. این روشهای که در اکثر موارد موفق هم بوده اند را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد: الف) بهینه سازی اندازه خرپا. ب) بهینه سازی شکل خرپا و. پ) بهینه سازی توپولوژی خرپایی. در روش اول، وزن المانهای سازه به عنوان تابع هدف و سطح مقطع اعضا به عنوان متغییرهای طراحی تعریف می‌شوند. در روش دوم مختصات اتصال گره‌ها به عنوان متغیر طراحی در نظر گرفته می‌شوند و در روش اخر متغیرهای طراحی تغییر در هندسه سازه می‌باشد .

در این تحقیق مباحث و تئوری مرتبط با بهینه سازی اندازه مورد توجه می‌باشد. در این روش تابع هدف کمینه کردن وزن الامانهای سازه می‌باشد. از آنجایی که وزن سازه ارتباط مستقیم با پایداری آن دارد به همین جهت محدودیت‌هایی در کمینه کردن وزن سازه وجود دارد. استراتژی اصلی در این روش کمینه کردن سطح مقطع اعضا می‌باشد. چونکه با کمینه کردن سطح مقطع عرضی وزن سازه نیز کاهش می‌یابد. پارامترهایی مانند طول و وزن مخصوص المانها در فرآیند بهینه سازی ثابت می‌باشند [1].

در دو هه اخیر الگوریتم ای موثر متنوع ای برای بهینه سازی اندازه توسعه داده شده است که دراین تحقیق تعدادی از مهمترین‌ها ذکر می‌گردد. مارتینز و همکاران [2] یک روش رشد جدید برای طراحی بهینه به روشی متوالی از نظر اندازه، هندسه و توپولوژی خرپاهای صفحه بدون نیاز به سازه زمین ارائه کردند. این روش برای مسائل تحت تک بار با محدودیت‌های تنش و اندازه اعمال شده است. کاوه و همکاران [3] یک الگوریتم ترکیبی جدید بر مبنای دو الگوریتم بهینه ساز هریس هاکس و الگوریتم رقابتی امپریالیستی را برای دستیابی به یک استراتژی جستجوی بهتر توسعه دادند. یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید مبتنی بر جمعیت و الهام‌گرفته از طبیعت است که از رفتار مشارکتی هریس هاوکز و سبک تعقیب در طبیعت به نام هجوم غافلگیرکننده تقلید می‌کند. گودرزی مهر و همکاران [4,5] دو روش نوین برای بهینه سازی سازه‌های خرپایی مسطح و فضایی بر مبنای روشهای هوش جمعی پیشنهاد دادند و بهینه سازی اندازه را انجام دادند. دهقانی و همکارن [6,7] یک روش جدید برای بهینه سازی اندازه سازه‌های خرپایی و فریم‌ها توسعه دادند. آنها با استفاده از این روش دو نوع متفاوت از سازه‌ها را با موفقیت بهینه سازی کردند.

دونگ و همکاران [8] یک تکنیک تقریب چند نقطه‌ای شاخه‌ای برای کاهش تعداد تحلیل‌های ساختاری با ایجاد توابع تقریبی به جای تحلیل‌های ساختاری در الگوریتم ژنتیک معرفی کردند که در آن الگوریتم ژنتیک به متغیرهای اندازه پیوسته و متغیرهای توپولوژی گسسته می‌پردازد. برای خرپاهای مقیاس بزرگ با تعداد زیادی متغیر طراحی، یک تغییر عظیم در متغیرهای توپولوژی در الگوریتم ژنتیک باعث از دست رفتن دقت تقریب می‌شود و سپس همگرایی بهینه سازی را دشوار می‌کند. آنها یک روش تقریبی برای رفع این مشکل پیشنهاد کردند. جاویدی و همکاران [9] برای اولین بار توابع وزن و انرژی فروپاشی ره به صورت مشترک برای مقاصد بهینه سازی پیشنهاد دادند و مسئله به عنوان یک مسئله بهینه سازی چند هدفه تعریف گردید. آنها برای حل چنین مسائلی، دو الگوریتم چندهدفه جدید بر اساس الگوریتم جستجوی کلاغ که اخیرا معرفی شده است، پیشنهاد کردند. گودرزی مهر و همکاران [10,11] دو روش فراکاوشی جدید بر مبنای الگوریتم جستجوی نسبیت خاص و الگوریتم بازی آشوب برای بهینه سازی سازه اندازه سازه‌های فریم و کامپوزیتی توسعه دادند. امیری و همکاران [12] یک فرمول جدید و ساده برای محاسبه مشتقات مرتبه اول و دوم تابع هدف بر مبنای روش نیوتن برای بهینه سازی اندازه پیشنهاد کردند. داستان و همکاران [13] یک روش ترکیبی جدید برمبنای الگوریتم‌های جستجوی سیتم ذرات شارژ شده و یادگیری مبتنی بر آموزش برای بهینه سازی اندازه فریم‌ها پیشنهاد نمودند.

همانطور که اشاره شد روش‌های فراکاوشی به دلیل تنوع و انعطاف پذیری در سطح گسترده ای مورد استقبال محققین قرار گرفته اند. یک الگوریتم فراابتکاری یک روش جستجو است که برای یافتن راه‌حل مناسبی برای یک مسئله بهینه‌سازی پیچیده و دشوار که تا حد بهینه حل شود به ار رفته می‌شود. یافتن راه حل تقریبا بهینه بر اساس اطلاعات ناقص یا پراکنده در این دنیای واقعی از منابع محدود (مانند قدرت محاسباتی و زمان) ضروری است. ظهور فراابتکاری برای حل چنین مسائل بهینه سازی یکی از برجسته ترین دستاوردهای دو دهه اخیر در تحقیقات عملیات است. چالش‌هایی وجود دارد که توجه را به توسعه راه حل‌های بهتر نسبت به رویکردهای سنتی موجود می‌طلبد. الگوریتم‌های فراابتکاری مختلف توسط نویسندگان توصیف شده‌اند که برای

حل مسائل بهینه‌سازی غیرخطی غیرمحدب بسیار گسترده هستند. در ادامه تعدادی از مهمترین این روشها معرفی می‌گردد .

گودرزی مهر و همکاران [14,15] یک الگوریتم فراکاوشی جدید تحت عنوان الگوریتم جستجوی نسبیت خاص توسعه دادند. ساختار این الگوریتم از دو بخش متفاوت تشکیل شده است. در بخش اول رفتار ذرات در یک میدان مغناطیس به عنوان الگوی بهینه انتخاب و در بخش دوم برای اولین بار تمام معادلات بر مبنای فیزیک نسبیت خاص استاندارد سازی گردیده است. ارول و اکسین [16] یک روش بهینه‌سازی جدید را بر اساس یکی از تئوری‌های تکامل جهان تکیه دارد پیشنهاد نمودند. یعنی تئوری بیگ بنگ و بیگ کرانچ. در فاز بیگ بنگ، اتلاف انرژی بی نظمی ایجاد می‌کند و تصادفی بودن ویژگی اصلی این فاز است. در حالی که، در مرحله بیگ کرانچ، ذرات به طور تصادفی توزیع شده به یک ترتیب کشیده می‌شوند. هشیم و همکاران [17] یک الگوریتم فراابتکاری جدید به نام بهینه‌سازی حلالیت گاز هنری پیشنهاد نمودند که رفتار حاکم بر قانون هنری برای حل مسائل چالش برانگیز بهینه‌سازی را تقلید می‌کند. قانون هنری یک قانون گاز ضروری است که مقدار گاز معینی را که در یک دمای ثابت به نوع و حجم معینی از مایع حل می‌شود، مرتبط می‌کند. این الگوریتم رفتار تجمع گاز را تقلید می‌کند تا بهره برداری و اکتشاف را در فضای جستجو متعادل کند و از بهینه محلی جلوگیری کند. کاوه و اسلاملو [18] یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید با الهام از طبیعت را تحت عنوان الگوریتم راهرو آب پیشنهاد نمودند. ابوالیق و همکارن [19] یک روش جدید تحت عنوان آکویلا الگوریتم برای مقاصد بهینه سازی توسعه دادند. فرامرزی و همکارن [20] یک روش جدید بر مبنای سیستم‌های دانش بنیان توسعه دادند.

تحقیقات اخیر به بررسی الگوریتم‌های فراکاوشی مختلف برای بهینه‌سازی سیستم‌های سازه‌ای پرداخته‌اند. به عنوان مثال، اسماعیلی اقدم و ایمانی کله سر (۲۰۲۴) روشی مبتنی بر الگوریتم‌های فراکاوشی برای تعیین موقعیت بهینه کابل‌ها در دکل‌های مهاری ارائه داده‌اند که نتایج امیدوارکننده‌ای در مقایسه با روش‌های سنتی نشان داده است [41]. همچنین، بنایی و همکاران (۲۰۲۳) تأثیر ضرایب وزنی تابع هدف بر عملکرد الگوریتم ژنتیک در کنترل فعال سازه‌ها را بررسی کرده‌اند [42]، در حالی که بنایی و علامتیان (۲۰۱۸) از الگوریتم ژنتیک بهبودیافته برای کمینه‌سازی تابع هدف چندمتغیره در کنترل نوسانات فعال سازه‌ها استفاده کرده‌اند [43]. در تحقیق دیگری، اکبرزاغی و احمدی ندوشن (۲۰۱۸) بهبودهای در نمودار پارتو در بهینه‌سازی توپولوژی چندهدفه با استفاده از المان‌های چندضلعی غیریکنواخت را ارائه داده‌اند [45] و جهانگیری و احمدی ندوشن (۲۰۱۷) به شناسایی خسارت در سازه‌ها با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی چندهدفه MOPSO و MOEA/D پرداخته‌اند [46]. همچنین، گودرزی مهر و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی موانع استانداردسازی مصالح ساختمانی در استان لرستان پرداخته‌اند [44]، در حالی که تحقیقات اخیر گودرزی مهر و همکاران (۲۰۲۴) به مسائل بهینه‌سازی در صفحات مرکب پیروزلامینه شده با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته پرداخته‌اند [49-47]. کتابداری و محترم (۲۰۱۰) قاب‌های بادبند دار تحت بار دینامیکی طیفی را با استفاده از الگوریتم ژنتیک مهاجرتی بهینه‌سازی کردند [50]، در حالی که داعی و همکاران (۲۰۱۵) ماتریس پایه پوچی برای تحلیل بهینه سازه‌ها را با استفاده از الگوریتم جستجوی سیستم ذرات باردار توسعه دادند [51].

در این تحقیق به منظور طراحی بهینه سازه‌های خرپایی الگوریتم جستجوی نسبیت خاص [14] توسعه داده شد است. مفاهیم مغناطیس و فیزیک نسبیت الگوری بهینه الگوریتم جستجوی نسبیت خاص است. در این الگوریتم، عوامل جستجوگر به عنوان ذرات منفرد با بار الکتریکی خاص در نظر گرفته می‌شوند در حالی که هر ذره در سیستم از طریق نیروی مغناطیس با اجسام دیگر تعامل دارد. موقعیت هر عامل راه حل کاندید برای حل مسئله است، در حالی که جرم عامل با استفاده از یک هدف تخصیص داده می‌شود. به طور همزمان، نیروی مغناطیس باعث حرکت تمام ذرات به سمت راه حل‌های بهینه می‌گردد. الگوریتم جستجوی نسبیت خاص می‌تواند در مسائل بهینه سازی بسیار غیرخطی و پیچیده بهتر عمل کند. با این حال، بررسی‌ها نشان میدهد که این الگوریتم توانایی جستجوی محلی ضعیف و سرعت جستجوی آهسته برای دستیابی به همگرایی خود دارد. به منظور رفع این مشکل از دو تکنیک متفاوت و جدید برای بهبود عملکرد الگوریتم اصلی استفاده شده است. برای بهبود سرعت جستجوی این الگوریتم از روش گرادیان نزولی با ضرایب متغیر استفاده شده است. همچنین برای حل

مشکل جستجوی محلی ضعیف از جمعیت پویا استفاده گردیده است. برای اثبات کاربردی بودن و موثر بودن روش پیشنهادی سه مسئله سازه ای در زمینه طراحی بهینه سایز ارائه گردیده است. نتایج نشان میدهد که روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها در حل این دسته از مسائل عملکرد بهتری دارد.

فرمولبندی مسئله بهینه سازی اندازه

توابع هدف که می‌توانند برای اندازه گیری کیفیت طراحی مورد استفاده قرار گیرند عبارتند از: حداقل هزینه ساخت، حداقل هزینه چرخه عمر، حداقل وزن و حداکثر سختی، و خیلی موارد دیگر. به طور معمول، طراحی با محدودیت‌هایی مانند انتخاب مصالح، استحکام قابل اجرا، جابجایی گره‌ها، فرکانس‌های ویژه، موارد بارگذاری، شرایط پشتیبانی و محدودیت‌های فنی (مانند نوع و اندازه اعضای سازه‌ای موجود و سطوح مقطع و غیره) محدود می‌شود. از این رو، باید تصمیم گرفت که کدام پارامترها را می‌توان در طول فرآیند بهینه سازی تغییر داد. سپس این پارامترها به متغیرهای بهینه سازی تبدیل می‌شوند. ساختارهای همسانگرد را معمولا می‌توان با سه نوع مختلف از متغیرهای طراحی توصیف کرد: (۱) متغیرهای اندازه، (۲) متغیرهای هندسی و (۳) متغیرهای توپولوژیکی. بهینه سازی اندازه به تعیین اندازه مقطع با استفاده از یک هندسه معین مربوط می‌شود. بهینه سازی پیکربندی مجموعه ای از متغیرهای هندسی و اندازه را با استفاده از یک توپولوژی معین جستجو می‌کند. بهینه‌سازی توپولوژی از میان انواع مختلف ساختاری انتخاب می‌شود. به طور کلی بهینه سازی توپولوژی یک بهینه سازی ترکیبی است

یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای بهینه‌سازی سازه‌های خرپایی، به حداقل رساندن سطح مقطع المانها است که منجر به کاهش هزینه قابل قبول ساخت می‌شود. در بهینه سازی سازه‌های خرپایی باید محدودیت‌هایی مانند مقاومت برای هر عضو و جابجایی برای هر اتصال گره ای بررسی شود. در نتیجه، روش بهینه سازی خرپا به شرح زیر بیان می‌شود:

$$\min i\,\mathrm{mize} W = \sum_{e=1}^{N_m} \gamma_e . l_e . A_e$$

$$\mathrm{subject to}\, \sigma^l < \sigma_e < \sigma^u$$
$$A^l < A_e < A^U \quad \delta^l < \delta_e < \delta^u$$

(۱)

که در آن W وزن کل سازه است. γ_e وزن واحد حجم مصالح است؛ l_e طول هر عضو است. A_e سطح مقطع عرضی المانها است. این مدل طراحی همچنین باید محدودیت‌های تنش σ_e و انحراف هر عضو را در هر اتصال c برآورده کند. برای کنترل این محدودیت‌ها می‌توان از روش تابع جریمه به صورت زیر استفاده کرد:

$$\mathrm{if}\, \sigma^l < \sigma_e < \sigma^u \mathrm{then}\, \varphi_\sigma^e = 0$$

$$\mathrm{if}\, \sigma_e < \sigma^l \mathrm{or}\, \sigma_e > \sigma^u$$

$$\mathrm{then}\, \varphi_\sigma^e = \left| \frac{\sigma_e - \sigma^{l,u}}{\sigma^{l,u}} \right| \qquad (۲)$$

$$\varphi_\sigma^k = \sum_{e=1}^{N_m} \varphi_\sigma^e \qquad (۳)$$

به منظور کنترل پایداری سازه جابجایی نقاط گره ای را نیز باید کنترل نمائیم. با کاهش وزن استقامت سازه نیز کاهش می‌یابد، این کاهش استقامت منجر به افزایش جابجایی سازه تحت بارگذاری‌های خارجی می شود. در صورتی که با استفاده از یک تکنیک مناسب این جابجایی‌ها را کنترل ننمائیم منجر به فروپاشی سازه می‌گردد. فرمولبندی زیر برای کنترل جابجایی‌ها پیشنهاد گردیده است.

$$\mathrm{if}\, \delta^l \le \delta_{c(x,y.z)} \le \delta^u$$
$$\mathrm{then}\, \varphi_{\delta(x,y,z)}^c = 0$$
$$\mathrm{if}\, \delta_{c(x,y.z)} < \delta^l \mathrm{or} \ldots$$
$$\delta_{c(x,y.z)} > \delta^u \varphi_{\delta(x,y,z)}^c = \left| \frac{\delta_{c(x,y.z)} - \delta^{l,u}}{\delta^{l,u}} \right|$$

(۴)

$$\varphi_\delta^k = \sum_{c=1}^{N_m} [\varphi_{\delta x}^c + \varphi_{\delta y}^c + \varphi_{\delta z}^c] \qquad (۵)$$

تابع جریمه نهایی ترکیبی از محدودیت های تنش و جابجایی می‌باشد که با معادله (۶) تعریف می‌شود.

$$\psi^k = (1 + \varphi_\sigma^k + \varphi_\delta^k)^\varepsilon \qquad (۶)$$

پس از محاسبه مقادیر جریمه در گام بعد با استفاده از معادله (۷) تابع هدف اصلاح می‌گردد.

$$F^k = \psi^k . w^k \qquad (۷)$$

توسعه الگوریتم جستجوی نسبیت خاص

الگوریتم جستجوی نسبیت خاص یک الگوریتم هوشمند است که از برهمکنش ذرات در میدان مغناطیسی الهام گرفته شده و با استفاده از فیزیک نسبیت خاص شبیه سازی شده است. ذرات میدان مغناطیسی با سرعت بسیار بالایی در حال حرکت هستند. سرعت ذرات تقریبا نزدیک به سرعت نور است [14]. برای شبیه سازی رفتار ذرات، لازم است محاسباتی اتخاذ شود که حرکت با سرعت بالا را مدلسازی نماید. فیزیک نسبیت خاص بهترین گزینه برای این منظور است. سرعت ذرات در فیزیک نسبیت خاص بر اساس سرعت نور ارزیابی می‌گردد. دلیل این موضوع به این خاطر است که سرعت نور مطلق و از سرعت همه ذرات بیشتر است. در فیزیک نسبیت خاص سرعت ذرات نسبت به سرعت نور اندازه گیری می‌شود. هر چه سرعت ذرات به سرعت نور نزدیکتر باشد، دقت محاسبات بالاتر است. بنابراین، در فیزیک نسبیت خاص، معادلات به نسبت سرعت ذره به سرعت نور بستگی دارد .

متغیرهای بهینه سازی در واقع همان ذرات الکتریکی هستند که در میدان مغناطیس با سرعت v در حال حرکت هستند. عاملی که باعث حرکت ذرات در میدان مغناطیسی می‌شود، نیرویی است که به یکدیگر وارد می‌کنند. برهمکنش بین ذرات با استفاده از نیروی لورنتز محاسبه می‌شود. ذرات با بار الکتریکی یکسان که به موازات مسیری بهینه حرکت می‌کنند، یکدیگر را جذب می‌کنند. همچنین ذرات با بارهای الکتریکی مخالف یکدیگر را دفع می‌کنند. کاملا بدیهی است که همگرایی ذرات به سمت نقطه بهینه بستگی به بار الکتریکی ذرات دارد. در الگوریتم SRS، بار ذرات بر اساس تناسب تابع هدف تعیین می‌شود (معادل (۸)). لازم به ذکر است برای ایجاد یک مدل ایده آل یکسری ساده سازی‌ها در کدنویسی صورت گرفته است.

در میدان‌های مغناطیس مسیر حرکت ذرات به صورت دورانی می‌باشد. لذا، از آنجایی که حرکت ذرات دایره ای است و بردارهای سرعت و نیرو بر یکدیگر عمود هستند، لازم است نیروی لورنتس را با یک نیروی مرکزگرا شبیه سازی نمائیم. با استفاده از اطلاعات مربوط به نیروی بین ذرات، فرکانس زاویه ای را می‌توان با استفاده از معادله (۹) محاسبه کرد. تعیین مختصات جدید ذرات در هر مرحله بر اساس فرکانس زاویه ای و با استفاده از معادلات (۱۰و۱۱) تعیین می‌شود. در مرحله بعد، با اعمال دو پدیده مهم فیزیک نسبیت خاص، پدیده انقباض طول و اتساع زمانی، معادله گامی الگوریتم به سمت نقطه بهینه توسعه می‌یابد.

$$Q_j^t = \frac{fit_j^t - worst^t}{Best^t - worst^t} \qquad (۸)$$

$$T = \frac{2\pi}{\omega_n} = \frac{2\pi m}{QB} \Rightarrow \omega_n = \frac{QB}{m} \qquad (۹)$$

$$x_{new} = x_{old} + \frac{v}{\omega_n}\sin(\omega_n t) \qquad (۱۰)$$

$$\omega_n = \frac{Q_i B}{m} \xrightarrow{B=\mu\frac{Q_j v_j}{{R^3}_{ij}}} \mu\frac{Q_i Q_j v_j}{m{r^3}_{ij}} \qquad (۱۱)$$

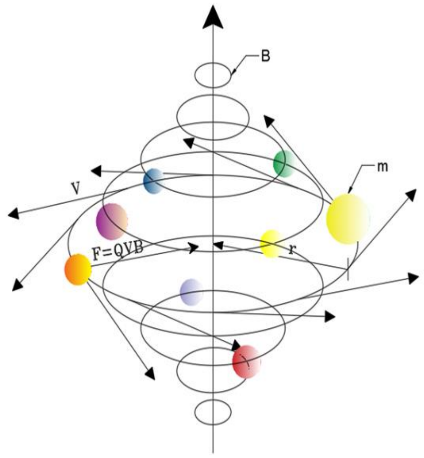
حرکت کل پاسخ‌های احتمالی که شامل تمام ذرات می‌شود با معادله (۱۲) محاسبه می‌شود که شامل مختصات اولیه، سرعت و مختصات ثانویه است. در واقعه این معادله گام اصلی است که در هر تکرار با به روز رسانی موقعیت پاسخ‌های احتمالی بهینه آنها را به سمت نقاط بهینه سراسری سوق میدهد. از این رو توسعه یک معادله که تمام حالت‌های یک حرکت را دارا باشد می‌تواند مقایس دقیقی برای جستجوی پاسخ بهینه باشد. فاصله ذرات از یکدیگر با استفاده از نرم اقلیدوسی اندازه گیری می‌شود. فرمول پیشنهادی برای تعیین اندازه میان ذرات به شکل معادله (۱۳) می‌باشد. چکونگی اعمال نیرو بر روی یکدیگر در میدان مغناطیسی در شکل (۱) نشان داده شده است. نحوه تعیین علامت حرکت ذرات به سمت نقطه بهینه در شکل (۲) نشان داده شده است.

$$x_i = (\frac{v}{c})^2 x_i + \left[\mu\frac{Q_i Q_j}{m{R_{ij}}^2} v_j\right] t_j \sqrt{1-(\frac{v}{c})^2} + \dots$$

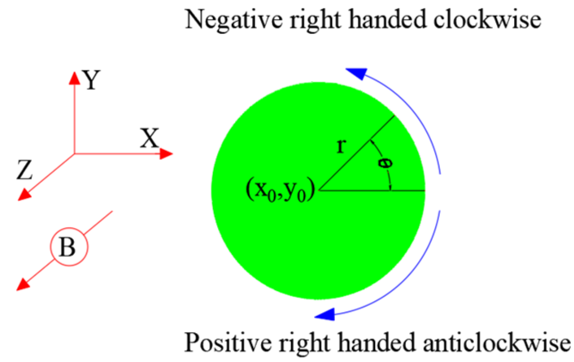
$$R_{ij}\sin(\omega_n)\sqrt{1-(\frac{v}{c})^2}$$

(۱۲)

$$r_{ij}^t = \frac{norm(X_i^t - X_j^t)}{X_i^t + X_j^t} \qquad (۱۳)$$



شکل ۱ نمایش نیروی بین ذرات در میدان مغناطیس



شکل ۲ شیوه تعیین مختصات ذرات

گودرزی مهر و همکاران ابتدا الگوریتم [14] جستجوی نسبیت خاص را برای ارزیابی هشتاد و سه تابع عددی چالش برانگیز توسعه دادند. به منظور ارزیابی استفاده ازالگوریتم اولیه در حل مسائل مقید، گودرزی مهر و همکاران. [15] ۲۹ تابع عددی مقید و ۱۲ مسئله مهندسی مقید را با متغیرهای گسسته و ترکیبی با حذف محدودیت‌های مربوط به مسائل مقید بهینه نمودند. اما برای بهینه سازی مسائل دنیای واقعی به دلیل تعداد زیاد متغیرهای طراحی و بهینه محلی، لازم است الگوریتم به گونه ای توسعه یابد که با سرعت متعادلی به بهینه سراسری همگرا شود. حل مسائل با ابعاد بزرگ در فضای جستجوی گسسته یک مسئله چالش برانگیز است که برخی از الگوریتم‌های استاندارد ممکن است نتوانند بهترین پاسخ بهینه را پیدا کنند. دلیل اصلی این امر وجود محدودیت‌های مسئله است که باعث می‌شود الگوریتم در بهینه محلی به دام بیفتد. بنابراین لازم است تغییراتی در الگوریتم‌های اصلی ایجاد شود.

در این تحقیق به منظور توسعه عملکرد الگوریتم استاندارد جستجوی نسبیت خاص برای مقاصد طراحی بهینه مسائل مهندسی سازه از الگوریتم گرادیان نزولی استفاده شده است. ایده اصلی گرادیان نزولی، تنظیم مداوم پارامترهای یک سیستم در جهت شیب دارترین نزول تابع هدف است. تابع هدف اختلاف بین خروجی پیش بینی شده مدل و خروجی واقعی را اندازه گیری می‌کند. با به روز رسانی مداوم پارامترها در جهتی که هزینه را کاهش می‌دهد، الگوریتم به دنبال یافتن مجموعه بهینه پارامترهایی است که تابع هزینه را به حداقل می‌رساند. در زمینه بهینه سازی گرادیان به بردار مشتقات جزئی یک تابع با توجه به متغیرهای آن اشاره دارد. جهت و بزرگی تندترین صعود یا فرود تابع در یک نقطه خاص را نشان می‌دهد. از نظر ریاضی، اگر تابع چند متغیره $f(x_1, x_2, \dots, x)$ داشته باشیم، گرادیان به صورت ∇f یا grad(f) نشان داده می‌شود و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\nabla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}\right) \qquad (۱۴)$$

هر جزء از گرادیان نشان دهنده نرخ تغییر تابع نسبت به متغیر مربوطه است.

در الگوریتم استاندارد جستجوی نسبیت خاص به دلیل عدم کنترل مکانیزم مناسب روی سرعت ذرات باعث همگرایی زودرس می‌گردد. با توجه به بررسی‌های انجام شده اعمال گرادیان نزولی به همراه یک جمعیت پویا می‌تواند نتایج مطلوبی تولید نماید. پیاده سازی الگوریتم نزولی متناسب با الگوریتم جستجوی نسبیت خاص براساس گام‌های شماره یک تا پنج صورت می‌گیرد.

گام اول: تولید یک جمعیت تصادفی اولیه اعمال الگوریتم جستجوی نسبیت خاص

گام دوم: تابع هدف را با استفاده از مقادیر پارامتر فعلی ارزیابی می‌نمائیم. این تابع اختلاف بین خروجی پیش بینی شده مدل و خروجی واقعی را اندازه گیری می‌کند.

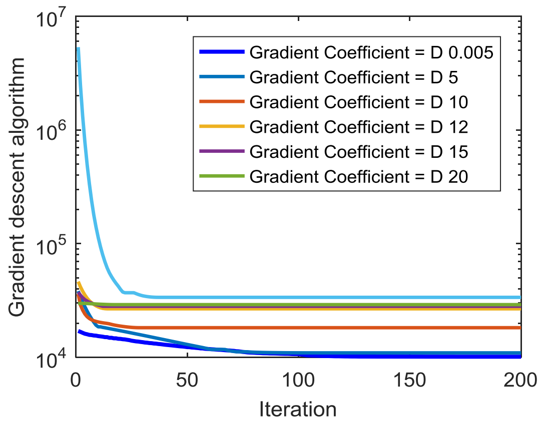
گام سوم: با انجام یک سری ساده سازی‌ها به دلیل وجود مشکلات برنامه نویسی گرادیان نزولی در سرعت ذرات باردار اعمال می‌گردد.

گام چهارم: مقادیر ضرایب جدید را با استفاده از اطلاعات گرادیان تنظیم می‌نمائیم. این کار با برداشتن یک گام کوچک در جهت مخالف گرادیان انجام می‌شود که با نرخ یادگیری α مقیاس می‌شود. نرخ یادگیری α اندازه به روز رسانی را کنترل می‌کند. معمولا یک مقدار مثبت کوچک است و باید با دقت

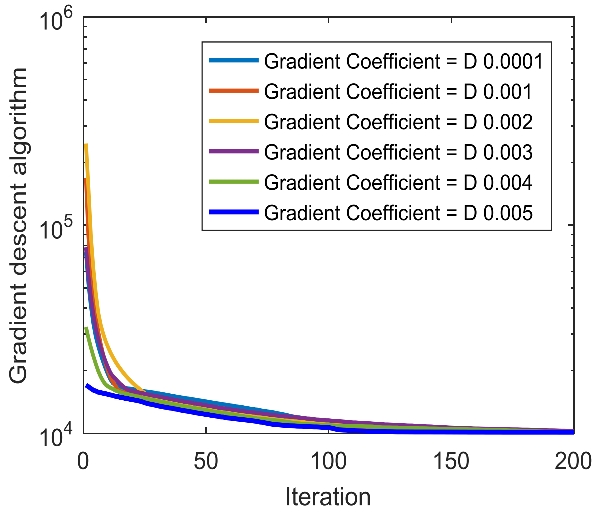
انتخاب شـود. اگر α خیلی بزرگ باشـد، ممکن اسـت الگوریتم همگرا نشود. اگر α خیلی کوچک باشد، همگرایی ممکن است کند باشد. در این تحقیق مقدار α=0.005 انتخاب گردیده است. ضـریب α تاثیر مسـتقیم روی عملکرد الگوریتم دارد و عدم انتخاب یک مقدار مناسـب منجر به تولید نتایج بهینه نمی‌گردد. به منظور انتخاب یک مقدار منطقی یک آنالیز حساسیت طراحی شده ا ست. در این آنالیز سعی شده ا ست که موثرترین مقدار برای پرامتر α انتخاب گردد.

همانطور که ذکر شد نرخ همگرایی الگوریتم ارتباط مستقیم با مقدار پارامتر کنترلی α دارد. مطابق شکل (۳) انتخاب مقادیر بزرگ برای این پارامتر باعث کاهش نرخ همگرایی می‌شود. همانطور که مشاهده می‌شود انتخاب مقدار α=0.005 در مقایسه با سایر حالتها عملکرد بهتری دارد و نرخ همگرایی را افزایش می‌دهد. این در حالی است که مقادیر بزرگ باعث کندتر شدن نرخ همگرایی می‌گردد. در شکل (۴) انتخاب مقادیر کوچکتر از ۰،۰۰۵ باز هم باعث کاهش نرخ همگرایی و کوتاه شدن گام حرکتی می‌گردد. این موضوع بیانگر اینست که الگوریتم گرادیان نزولی با گام‌های خیلی کوچک با سرعت پائین تری به بهینه سراسری همگرایی می‌گردد و حتی در مواردی هرگز به بهینه سراسری همگرا نمی‌گردد.

گام پنجم: تابع هدف را با پارامترهای به روز شده محا سبه می‌نمائیم و فرآیند را به تعداد حداکثر تکرار، اجرا می‌نمائیم. الگوریتم به روز رسـانی پارامترها بر اسـاس گرادیان را ادامه می‌دهد تا زمانی که مجموعه ای از مقادیر پارامتر را پیدا کند که تابع هزینه را به حداقل می‌رساند یا تا زمانی که به معیار توقف برسد.



شکل ۳ همگرایی الگوریتم با مقادیر بسیار بزرگ α



شکل ۴ همگرایی الگوریتم با مقادیر بسیار کوچک α

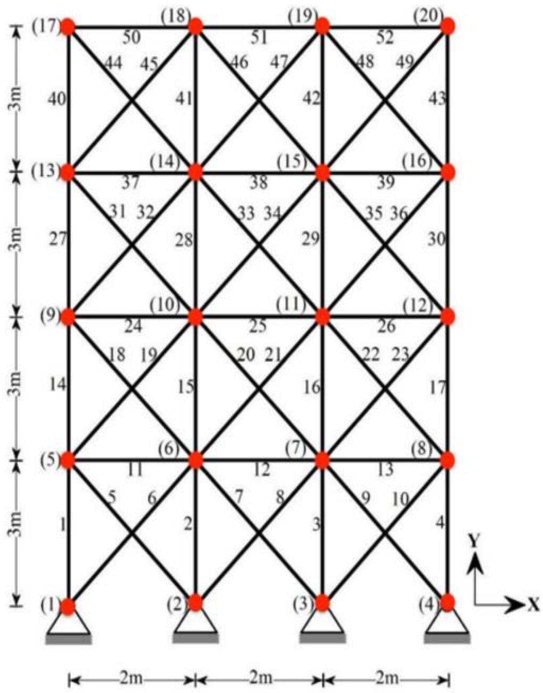
ارزیابی مسائل کاربردی مهندسی سازه

در این مقاله، در مجموع سه سیستم سازه خرپایی با شرایط بارگذاری متعدد و محدودیت‌های طراحی به عنوان معیار برای نشان دادن اثربخشی الگوریتم SRS انتخاب شده‌اند. کدهای کامپیوتری الگوریتم و سازه‌ها در محیط نرم افزار متلب تهیه شده و سازه‌های خرپایی با استفاده از روش سختی مستقیم تحلیل گردیده اند. بهترین طراحی با ۱۰ اجرا مستقل از هر مسئله تعیین می‌شود. برای ارزیابی عملکرد روش SRS، سه مسئله شناخته شده مهندسی سازه شامل خرپا مسطح ۵۲ عضویی (با متغیرهای گسسته) ، خرپا فضایی ۷۲ عضویی (با متغیرهای پیوسته و گسسته) و سازه خرپا فضایی ۱۶۰ عضویی (با متغیرهای گسسته) در نظر گرفته شده است. در این تحقیق الگوریتم‌ها بر اساس بهترین، بدترین، میانگین و انحراف معیار نتایج و همچنین سرعت همگرایی ثبت و مقایسه می‌شوند.

طراحی بهینه سازه مسطح ۵۲ عضویی

در این بخش یک سازه خرپایی مسطح ۵۲ عضویی که در شکل (۵) نمایش داده شده ارزیابی می‌گردد. اعضای این سازه خرپایی در ۱۲ گروه طبقه بندی می‌شوند: ۱- A(1)-A(4)، ۲-- A(5)-A(10)، ۳- A(11)-A(13)، ۴- A(14)-A(17)، ۵- A(18)-A(23)، ۶- A(24)-A(26)، ۷- A(27)-A(30)، ۸- A(31)-A(36)، ۹- A(37)-A(39)، ۱۰- A(40)-A(43)، ۱۱- A(44)-A(49)، ۱۲-

A(50)-A(52) مربوط به ۱۲ متغیر طراحی است. متغیرهای طراحی از مجموعه مقادیر گسسته فهرست شده در جدول (۱) انتخاب می‌گردند. وزن مخصوص واحد حجم مصالح ۷۸۶۰ کیلوگرم بر مترمکعب و مدول الاستیسیته ۲,۰۷×۱۰^۵ مگاپاسکال است. حداکثر تنش مجاز از نظر کشش و فشار برای همه اعضا ۱۸۰ مگاپاسکال است. بارهای P_x =100kN و P_y =200kN هر دو در چهار گره بالا اعمال می‌شوند. اندازه جمعیت برای سازه خرپایی ۵۲ میله ای ۵۰ تنظیم شده است. در فرآیند بهینه سازی، حداکثر تعداد تکرارها ۱۰۰ انتخاب می‌شود. نتایج الگوریتم پیشنهادی با سایر روش‌ها در جدول (۲) ارائه گردیده است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از سایر رقبا بهتر عمل نموده و نتایج موثرتری تولید نموده است. در شکل (۶) نمودار همگرایی برای مقادیر بهترین، بدترین و میانگین ترسیم شده است.



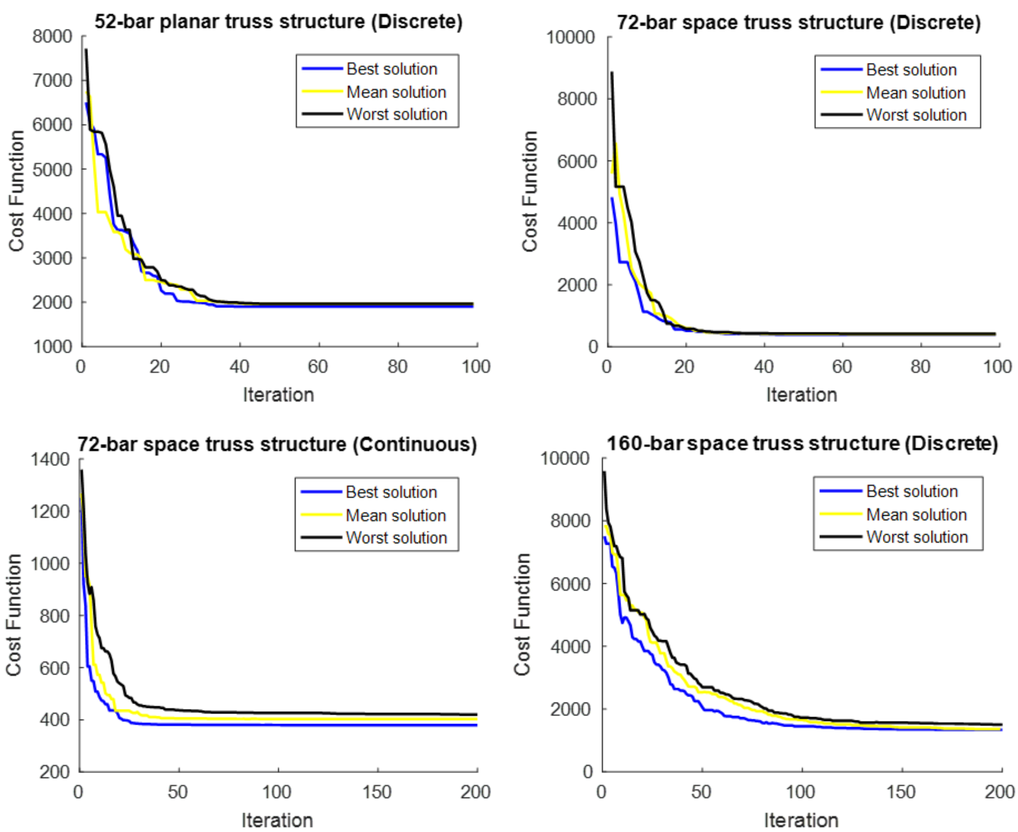
شکل ۵ سازه ۵۲ عضوی مسطح

جدول ۱ سطح مقطع گسسته مورد نیاز

شماره	in.^{2}	mm^2	شماره	in.^{2}	mm^2	شماره.	in.^{2}	mm^2	شماره.	in.^{2}	mm^2
1	0.111	71.613	17	1.457	939.998	33	3.840	2477.414	49	11.500	7419.340
2	0.141	90.968	18	1.563	1008.385	34	3.870	2496.769	50	13.500	8709.660
3	0.196	126.451	19	1.620	1045.159	35	3.880	2503.221	51	13.900	8967.724
4	0.250	161.290	20	1.800	1161.288	36	4.180	2696.769	52	14.200	9161.272
5	0.307	198.064	21	1.990	1283.868	37	4.220	2722.575	53	15.500	9999.980
6	0.391	252.258	22	2.130	1374.191	38	4.490	2896.768	54	16.000	10322.560
7	0.442	285.161	23	2.380	1535.481	39	4.590	2961.284	55	16.900	10903.204
8	0.563	363.225	24	2.620	1690.319	40	4.800	3096.768	56	18.800	12129.008
9	0.602	388.386	25	2.630	1696.771	41	4.970	3206.445	57	19.900	12838.684
10	0.766	494.193	26	2.880	1858.061	42	5.120	3303.219	58	22.000	14193.520
11	0.785	506.451	27	2.930	1890.319	43	5.740	3703.218	59	22.900	14774.164
12	0.994	641.289	28	3.090	1993.544	44	7.220	4658.055	60	24.500	15806.420
13	1.000	645.160	29	3.380	2180.641	45	7.970	5141.925	61	26.500	17096.740
14	1.130	729.031	30	3.470	2238.705	46	8.530	5503.215	62	28.000	18064.480
15	1.228	792.256	31	3.550	2290.318	47	9.300	5999.988	63	30.000	19354.800
16	1.266	816.773	32	3.630	2341.931	48	10.850	6999.986	64	33.500	21612.860

جدول ۲ نتایج طراحی بهینه سازه ۵۲ عضویی

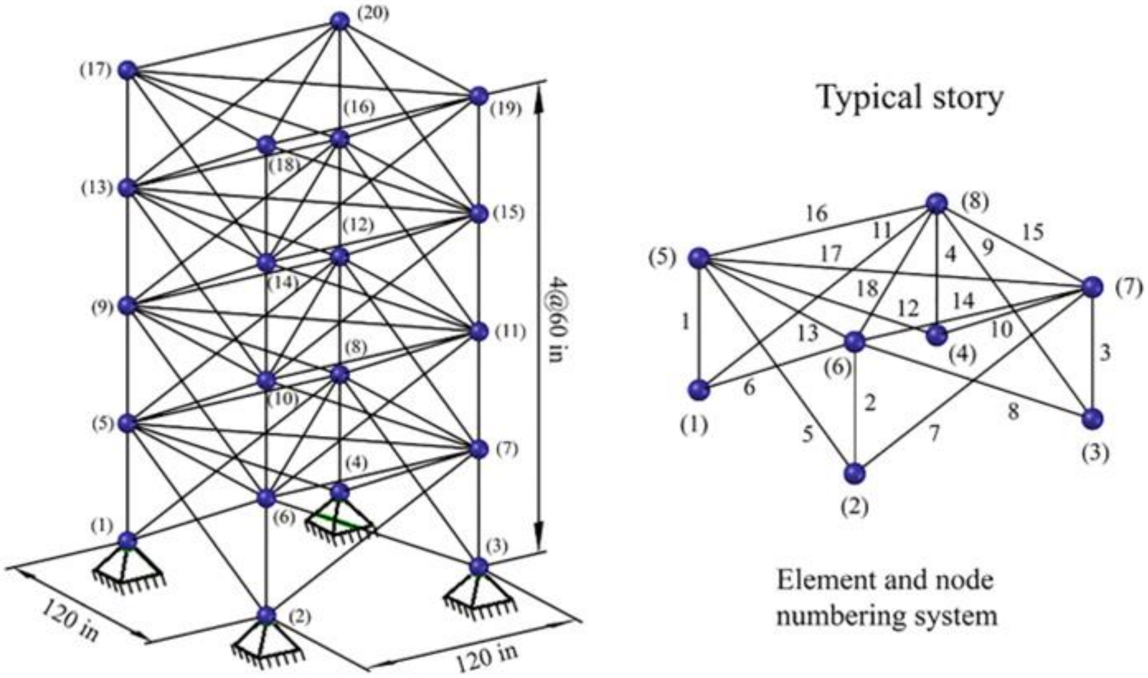
متغیرهای طراحی (mm^2)	SGA [21]	HPSO [22]	HS [23]	DHPSACO [24]	RBAS [25]	**SRS**
A_1–A_4	4658.055	4658.055	4658.055	4658.055	4658.055	4658.055
A_5-A_{10}	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288
A_{11}-A_{13}	645.160	363.225	506.451	494.193	494.193	494.193
A_{14}-A_{17}	3303.219	3303.219	3303.219	3303.219	3303.219	3303.219
A_{18}-A_{23}	1045.159	940.000	940.000	1008.385	939.998	939.998
A_{24}-A_{26}	494.193	494.193	494.193	285.161	494.193	494.193
A_{27}-A_{30}	2477.414	2238.705	2290.318	2290.318	2238.705	2238.705
A_{31}-A_{36}	1045.159	1008.385	1008.385	1008.385	1008.385	1008.385
A_{37}-A_{39}	285.161	388.386	2290.318	388.386	494.193	494.193
A_{40}-A_{43}	1696.771	1283.868	1535.481	1283.868	1283.868	1283.868
A_{44}-A_{49}	1045.159	1161.288	1045.159	1161.288	1161.288	1161.288
A_{50}-A_{52}	641.289	792.256	506.451	506.451	641.289	494.193
وزن بهینه (lb)	1970.142	1905.495	1906.76	1904.83	1903.366	**1902.6055**
وزن میانگین (lb)	-	-	-	-	-	1904.4047
بدترین وزن (lb)	-	-	-	-	-	1907.9661
انحراف معیار (lb)	-	-	-	-	-	1.891
تعداد آنالیز	-	-	-	-	-	5760



شکل ۶ نمودار همگرایی بهترین پاسخ بهینه برای مثال‌های مهندسی

طراحی بهینه سازه فضایی۷۲ عضویی

پیکربندی سازه خرپایی فضایی ۷۲ میله ای در شکل (۷) نشان داده شده است. پارامترهای طراحی و شرایط بارگذاری اعمال شده در سازه خرپایی به ترتیب در جدول (۳) و جدول (۴) آورده شده است. تعداد اعضا ۷۲ عضواست که به ۱۶ گروه تقسیم گردیده اند. متغیرهای گسسته از جدول (۱) انتخاب می‌گردند. اندازه جمعیت برای سازه خرپایی فضایی ۷۲ عضویی ۸۰ تنظیم شده است. در فرآیند بهینه سازی، حداکثر تعداد تکرارها ۱۰۰ انتخاب می‌شود.این مثال در دو حالت طراحی گسسته و پیوسته طراحی بهینه شده است. نتایج الگوریتم پیشنهادی با سایر روشها برای طراحی گسسته در جدول (۵) و برای طراحی پیوسته در جدول (۶) ارائه گردیده است. نتایج نشان میدهد که الگوریتم توسعه داده شده نتایج موثرتری تولید نموده است. در شکل (۶) نمودار همگرایی برای مقادیر بهترین، بدترین و میانگین ترسیم شده است.



شکل ۷ شماتیک سازه ۷۲ عضویی

جدول ۳ مشخصات مصالح مصرفی سازه ۷۲ عضویی

مقادیر	مشخصات
۱۰۰۰۰ ksi	مدول الاستیسیته
۰,۱ lb/in.^{3}	وزن مخصوص مصالح
۰,۱ in.^{2}	حداقل سطح مقطع مورد نیاز
۴ in.^{2}	حداکثر سطح مقطع مورد نیاز
±۰,۲۵ in.	مقدار جابجایی مجاز نقاط گره ای
±۲۵ ksi	تنش مجاز المانهای سازه

جدول ۴ ترکیبات بارگذاری وارد بر سازه ۷۲ عضویی

ترکیبات بارگذاری	گره‌ها		بارها (kips)	
		P_x	P_y	P_z
ترکیب بار اول	۱۷	۵	۵	۵-
	۱۸	۰	۰	۰
	۱۹	۰	۰	۰
	۲۰	۰	۰	۰
ترکیب بار دوم	۱۷	۰	۰	۵-
	۱۸	۰	۰	۵-
	۱۹	۰	۰	۵-
	۲۰	۰	۰	۵-

جدول ۵ نتایج طراحی گسسته سازه ۷۲ عضویی

متغیرهای طراحی $(in.^2)$	SGA [21]	HPSO [22]	MBA [26]	DHPSACO [24]	ECBO [27]	HACOHS-T [28]	**SRS**
A_1–A_4	0.196	4.970	0.196	1.800	0.196	1.563	1.990
A_5-A_{12}	0.602	1.228	0.563	0.442	0.563	0.563	0.563
A_{13}-A_{16}	0.307	0.111	0.442	0.111	0.111	0.111	0.111
A_{17}-A_{18}	0.766	0.111	0.602	0.111	0.111	0.111	0.111
A_{19}-A_{22}	0.391	2.880	0.442	1.228	1.228	1.266	1.228
A_{23}-A_{30}	0.391	1.457	0.442	0.563	0.442	0.563	0.442
A_{31}-A_{34}	0.141	0.141	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111
A_{35}-A_{36}	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111
A_{37}-A_{40}	1.800	1.563	1.266	0.563	0.563	0.391	0.563
A_{41}-A_{48}	0.602	1.228	0.563	0.563	0.563	0.563	0.563
A_{49}-A_{52}	0.141	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111
A_{53}-A_{54}	0.307	0.196	0.111	0.250	0.111	0.111	0.111
A_{55}-A_{58}	1.563	0.391	1.800	0.196	0.196	0.196	0.196
A_{59}-A_{66}	0.766	1.457	0.602	0.563	0.563	0.563	0.563
A_{67}-A_{70}	0.141	0.766	0.111	0.442	0.391	0.391	0.391
A_{71}-A_{72}	0.111	1.563	0.111	0.563	0.563	0.602	0.563
وزن بهینه (lb)	427.203	933.09	390.73	390.380	389.33	390.18	389.3342
وزن میانگین (lb)	-	-	395.432	-	391.59	-	390.2501
بدترین وزن (lb)	-	-	399.49	-	-	-	391.9601
انحراف معیار (lb)	-	-	3.04	-	-	-	0.982
تعداد آنالیز	60000	50000	11600	-	17010	-	7020

جدول ۶ نتایج طراحی پیوسته سازه ۷۲ عضویی

متغیرهای طراحی $(in.^2)$	PSO [29]	BB-BC [30]	SAHS [31]	CNNT-PSO [32]	HTS [33]	EHOC [34]	CBO [27]	**SRS**
A_1–A_4	1.7427	1.8577	1.860	1.8861	1.9001	1.8911	1.9170	1.8904
A_5-A_{12}	0.5185	0.5059	0.521	0.5123	0.5131	0.5051	0.5031	0.5138
A_{13}-A_{16}	0.1000	0.1000	0.100	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000
A_{17}-A_{18}	0.1000	0.1000	0.100	0.1000	0.1000	0.1000	0.1001	0.1000
A_{19}-A_{22}	1.3079	1.2476	1.271	1.2685	1.2456	1.2778	1.2721	1.2652
A_{23}-A_{30}	0.5193	0.5269	0.509	0.5117	0.5080	0.5082	0.5050	0.5112
A_{31}-A_{34}	0.1000	0.1000	0.100	0.1000	0.1000	0.1004	0.1000	0.1000
A_{35}-A_{36}	0.1000	0.1012	0.100	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000
A_{37}-A_{40}	0.5142	0.5209	0.485	0.5236	0.5550	0.5297	0.5184	0.5228
A_{41}-A_{48}	0.5464	0.5172	0.501	0.5171	0.5227	0.5343	0.5362	0.5160
A_{49}-A_{52}	0.1000	0.1004	0.100	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000
A_{53}-A_{54}	0.1095	0.1005	0.100	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000
A_{55}-A_{58}	0.1615	0.1565	0.168	0.1565	0.1566	0.1566	0.1569	0.1565
A_{59}-A_{66}	0.5092	0.5507	0.584	0.5456	0.5407	0.5431	0.5374	0.5460
A_{67}-A_{70}	0.4967	0.3922	0.433	0.4103	0.4084	0.4069	0.4062	0.4105
A_{71}-A_{72}	0.5619	0.5922	0.520	0.5697	0.5669	0.5500	0.5741	0.5681
وزن بهینه (lb)	381.91	379.85	380.62	**379.6148**	379.73	379.72	379.75	379.6168
وزن میانگین (lb)	-	382.08	-	379.6149	382.26	380.39	380.03	379.6264
بدترین وزن (lb)	-	-	-	379.6155	-	-	-	379.6393
انحراف معیار (lb)	-	1.912	-	0.0002	1.94	0.54	0.278	0.0081
تعداد آنالیز	-	19621	13742	-	13166	8400	18000	33570

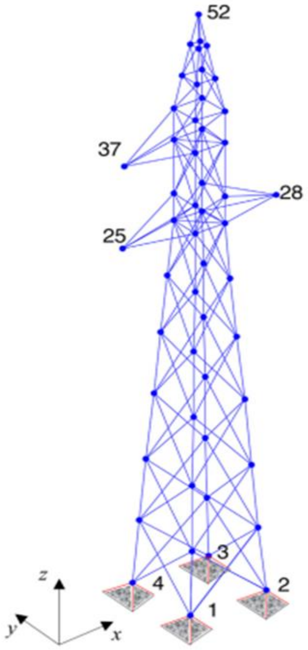
طراحی بهینه سازه فضایی ۱۶۰ عضویی

آخرین مسئله بهینه‌سازی بررسی شده در این مقاله، سازه خرپایی ۱۶۰ عضویی است که در شکل (۸) نشان داده شده است. وزن واحد حجم مصالح ۰,۰۰۷۸۵ کیلو گرم بر متر مکعب و مدول الاستیسیته مصالح ۲,۰۴۷×۱۰ ^۶ می‌باشد. مختصات گره ای و چیدمان اعضای این خرپا به ترتیب در جداول (۷) و (۸) آورده شده است. ترکیبات بارگذاری اعمال شده به سازه در جدول (۹) ارائه گردیده است. در این مسئله، سطح مقطع ۱۶۰ عضو به ۳۸ متغیر طراحی مستقل تقسیم شده و از یک مجموعه انتخاب شده است. S={1.84, 2.26, 2.66, 3.07, 3.47, 3.88, 4.79, 5.27, 5.75, 6.25, 6.84, 7.44, 8.06, 8.66, 9.40, 10.47, 11.38, 12.21, 13.79, 15.39, 17.03, 19.03, 21.12, 23.20, 25.12, 27.50, 29.88, 32.76, 33.90, 34.77, 39.16, 43.00, 45.65, 46.94, 51.00, 52.10, 61.82, 61.90, 68.30, 76.38, 90.60, 94.13} (cm^2).

سازه به گونه ای طراحی شده است که تحت ۸ ترکیب بار مستقل ارائه شده در جدول (10) قرار گیرد. در این مسئله، محدودیت‌های تنش کمانشی برای اعضای فشاری در نظر گرفته شده است. برای یک عضو تحت فشار، تنش کمانش σ_b به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma_b = \begin{cases} 1300 - \frac{\left(\frac{kl}{r}\right)^2}{24} \text{ if } \frac{kl}{r} \le 120 \\ \frac{10^7}{\left(\frac{kl}{r}\right)^2} \text{ if } \frac{kl}{r} > 120 \end{cases} \quad (۱۵)$$

که در آن l طول عضو در نظر گرفته شده، r شعاع مربوط به ژیراسیون، و k ضریب طول موثر است. در این مسئله، k=1.0 فرض شده است. شعاع چرخش ژیراسیون متناظر برای ۴۲ بخش گسسته اعمال شده است. r={0.47, 0.57, 0.67, 0.77, 0.87, 0.97, 0.97, 1.06, 1.16, 1.26, 1.15, 1.26, 1.36, 1.46, 1.35, 1.36, 1.45, 1.55, 1.75, 1.95, 1.74, 1.94, 2.16, 2.36, 2.57, 2.35, 2.56, 2.14, 2.33, 2.97, 2.54, 2.93, 2.94, 2.94, 2.92, 3.54, 3.96, 3.52, 3.51, 3.93, 3.92, 3.92} (cm) اندازه جمعیت برای سازه خرپایی ۱۶۰ میله ای ۱۰۰ تنظیم شده است. در فرآیند بهینه سازی، حداکثر تعداد تکرار ۵۰۰ انتخاب می‌شود. نتایج حالصل از طراحی بهینه گسسته برای این مثال در جدول (۱۰) ارائه گردیده است. نتایج ارائه شده بیانگر موثر بودن الگوریتم جستجوی نسبیت خاص نسبت به سایر روشها می‌باشد. نمودار همگرایی در شکل (۶) ترسیم شده است.



شکل ۸ شماتیک سازه ۱۶۰ عضویی

جدول ۷ مختصات گره ای سازه ۱۶۰ عضویی

گره.	مختصات-X.	مختصات-Y.	مختصات-Z.	گره .	مختصات-X.	مختصات-Y.	مختصات-Z.d
1	-105	-105	0	27	40	-40	1027.5
2	105	-105	2000	28	214	0	1027.5
3	105	105	0	29	40	40	1027.5
4	-105	105	0	30	-40	40	1027.5
5	-93.929	-93.929	175	31	-40	-40	1105.5
6	93.929	-93.929	175	32	40	-40	1105.5
7	93.929	93.929	175	33	40	40	1105.5
8	-93.929	93.929	175	34	-40	40	1105.5
9	-82.859	-82.859	350	35	-40	-40	1256.5
10	82.859	-82.859	350	36	40	-40	1256.5
11	82.859	82.859	350	37	-207	0	1256.5
12	-82.859	82.859	350	38	40	40	1256.5
13	-71.156	-71.156	535	39	-40	40	1256.5
14	71.156	-71.156	535	40	-40	-40	1346.5
15	71.156	71.156	535	41	40	-40	1346.5
16	-71.156	71.156	535	42	40	40	1346.5
17	-60.085	-60.085	710	43	-40	40	1346.5
18	60.085	-60.085	710	44	-26.592	-26.592	1436.5
19	60.085	60.085	710	45	26.592	-26.592	1436.5
20	-60.085	60.085	710	46	26.592	26.592	1436.5
21	-49.805	-49.805	872.5	47	-26.592	26.592	1436.5
22	49.805	-49.805	872.5	48	-12.737	-12.737	1526.5
23	49.805	49.805	872.5	49	12.737	-12.737	1526.5
24	-49.805	49.805	872.5	50	12.737	12.737	1526.5
25	-214	0	1027.5	51	-12.737	12.737	1526.5
26	-40	-40	1027.5	52	0	0	1615

جدول ۸ شماره گذاری گره‌های سازه ۱۶۰ عضویی

شماره المان	گره		A_i	شماره المان	گره		A_i	شماره المان	گره		A_i	شماره المان	گره		A_i
	1	2			1	2			1	2			1	2	
1	1	5	1	41	13	18	8	81	25	31	17	121	36	40	29
2	2	6	1	42	14	17	8	82	28	32	17	122	38	41	29
3	3	7	1	43	14	19	8	83	28	33	17	123	39	42	29
4	4	8	1	44	15	18	8	84	25	34	17	124	35	43	29
5	1	6	2	45	15	20	8	85	26	31	18	125	40	41	30
6	2	5	2	46	16	19	8	86	27	32	18	126	41	42	30
7	2	7	2	47	16	17	8	87	29	33	18	127	42	43	30
8	3	6	2	48	13	20	8	88	30	34	18	128	43	40	30
9	3	8	2	49	17	21	9	89	26	32	19	129	35	36	31
10	4	7	2	50	18	22	9	90	27	31	19	130	36	38	31
11	4	5	2	51	19	23	9	91	29	34	19	131	38	39	31
12	1	8	2	52	20	24	9	92	30	33	19	132	39	35	31
13	5	9	3	53	17	22	10	93	27	33	20	133	40	44	32
14	6	10	3	54	18	21	10	94	29	32	20	134	41	45	32
15	7	11	3	57	19	24	10	95	30	31	20	135	42	46	32
16	8	12	3	58	20	23	10	96	26	34	20	136	43	47	32
17	5	10	4	55	18	23	11	97	26	29	21	137	40	45	33
18	6	9	4	56	19	22	11	98	27	30	21	138	41	46	33
19	6	11	4	59	20	21	11	99	31	35	22	139	42	47	33
20	7	10	4	60	17	24	11	100	32	36	22	140	43	44	33
21	7	12	4	61	21	26	12	101	33	38	22	141	44	45	34
22	8	11	4	62	22	27	12	102	34	39	22	142	45	46	34
23	8	9	4	63	23	29	12	103	33	39	23	143	46	47	34
24	5	12	4	64	24	30	12	104	32	35	23	144	44	47	34
25	9	13	5	65	21	27	13	105	31	36	23	145	44	48	35
26	10	14	5	66	22	26	13	106	34	38	23	146	45	49	35
27	11	15	5	67	23	30	13	107	32	38	24	147	46	50	35
28	12	16	5	68	24	29	13	108	33	36	24	148	47	51	35
29	9	14	6	69	22	29	14	109	34	35	24	149	45	48	36
30	10	13	6	70	23	27	14	110	31	39	24	150	46	49	36
31	10	15	6	71	24	26	14	111	37	35	25	151	47	50	36
32	11	14	6	72	21	30	14	112	37	39	25	152	44	51	36
33	11	16	6	73	26	27	15	113	37	40	26	153	48	49	37
34	12	15	6	74	27	29	15	114	37	43	26	154	49	50	37
35	12	13	6	75	29	30	15	115	35	40	27	155	50	51	37
36	9	16	6	76	30	26	15	116	36	41	27	156	48	51	37
37	13	17	7	77	25	26	16	117	38	42	27	157	48	52	38
38	14	18	7	78	27	28	16	118	39	43	27	158	49	52	38
39	15	19	7	79	25	30	16	119	35	38	28	159	50	52	38
40	16	20	7	80	29	28	16	120	36	39	28	160	51	52	38

جدول ۹ ترکیبات بارگذاری سازه ۱۶۰ عضویی

ترکیبات بارگذاری	گره	P_x (N)	P_y (N)	P_z (N)	ترکیبات بارگذاری	گره	P_x (N)	P_y (N)	P_z (N)
1	52	-868	0	-491	5	52	-917	0	-491
	37	-996	0	-546		37	-951	0	-546
	25	-1091	0	-546		25	-1015	0	-546
	28	-1091	0	-546		28	-636	1259	-428
2	52	-493	1245	-363	6	52	-917	0	-491
	37	-996	0	-546		37	-572	1303	-428
	25	-1091	0	-546		25	-1015	0	-546
	28	-1091	0	-546		28	-1015	0	-546
3	52	-917	0	-491	7	52	-917	0	-491
	37	-951	0	-546		37	-951	0	-546
	25	-1015	0	-546		25	-1015	0	-546
	28	-1015	0	-546		28	-636	1303	-428
4	52	-917	0	-546	8	52	-498	1460	-363
	37	-572	1259	-428		37	-951	0	-546
	25	-1015	0	-546		25	-1015	0	-546
	28	-1015	0	-546		28	-1015	0	-546

جدول ۱۰ نتایج طراحی بهینه سازه ۱۶۰ عضویی

متغیرهای طراحی (cm^2)	SDR [35]	RGA [36]	RBAS [37]	aeDE [38]	EFA [39]	mSOS [40]	SRS
A_1	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03
A_2	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27
A_3	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03
A_4	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27
A_5	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03	19.03
A_6	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75
A_7	17.03	15.39	15.39	15.39	15.39	15.39	15.39
A_8	6.25	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75
A_9	13.79	13.79	13.79	13.79	13.79	13.79	13.79
A_{10}	6.25	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75
A_{11}	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75
A_{12}	12.21	13.79	12.21	12.21	12.21	12.21	12.21
A_{13}	6.84	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25
A_{14}	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75	5.75
A_{15}	2.66	2.66	3.47	3.88	3.88	3.88	3.88
A_{16}	7.44	7.44	7.44	7.44	7.44	7.44	7.44
A_{17}	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84
A_{18}	8.66	8.66	9.40	8.66	8.66	8.66	8.66
A_{19}	2.66	2.66	2.66	2.66	2.66	2.66	2.66
A_{20}	3.07	3.07	3.47	3.07	3.07	3.07	3.88
A_{21}	2.66	2.66	3.07	2.66	2.66	2.66	2.66
A_{22}	8.06	8.06	8.06	8.06	8.06	8.06	8.06
A_{23}	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27	5.27
A_{24}	7.44	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25	6.25

ادامه جدول ۱۰ نتایج طراحی بهینه سازه ۱۶۰ عضویی

متغیرهای طراحی (cm^2)	SDR [35]	RGA [36]	RBAS [37]	aeDE [38]	EFA [39]	mSOS [40]	SRS
A_{25}	6.25	5.75	5.75	5.75	6.25	5.75	5.75
A_{26}	1.84	1.84	2.26	2.26	2.26	2.26	1.84
A_{27}	4.79	4.79	4.79	4.79	4.79	4.79	4.79
A_{28}	2.66	2.66	3.07	2.66	2.66	2.66	3.07
A_{29}	3.47	3.47	3.47	3.47	3.47	3.47	3.47
A_{30}	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84
A_{31}	2.26	2.26	3.88	2.26	2.26	2.26	2.26
A_{32}	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88
A_{33}	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84	1.84
A_{34}	1.84	1.84	2.26	1.84	1.84	1.84	1.84
A_{35}	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88
A_{36}	1.84	1.84	2.26	1.84	1.84	1.84	1.84
A_{37}	1.84	1.84	3.47	1.84	1.84	1.84	1.84
A_{38}	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88	3.88
وزن بهینه (lb)	1359.781	1337.442	1348.905	1336.634	1336.704	1336.634	1336.3502
وزن میانگین (lb)	-	-	1367.5275	1355.875	1372.551	1338.245	1338.3399
بدترین وزن (lb)	-	-	1401.6323	1410.611	-	-	1345.4180
انحراف معیار (lb)	-	-	-	18.805	34.706	10.49	2.7087
تعداد آنالیز	-	-	90000	23925	16870	24000	60800

نتیجه‌گیری

در این تحقیق یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فراکاوشی تحت عنوان جستجوی نسبیت خاص برای طراحی بهینه سازه توسعه داده شد. الگوریتم جستجوی نسبیت خاص یک الگوریتم فراکاوشی تک هدفه و مبتنی بر جمعیت می‌باشد که با الهام از اندرکنش ذرات در یک میدان مغناطیس توانسته یک الگوری بهینه توسعه دهد. معادلات ریاضی استفاده شده در این الگوریتم برای اولین بار به صورت کاربردی بر مبنای تئوری فیزیک نسبیت خاص توسعه داده شده اند. به دلیل کاربرد موثر این الگوریتم در دو سال گذشته تا کنون به طور وسیعی برای حل مسائل مختلف علوم در سرتاسر دنیا مورد استفاده قرار گرفته است. اما با توجه به پیشینه الگوریتم‌های فراکاوشی این دسته از الگوریتم‌ها در بهینه سازی همه مسائل ناتوان هستند. از این رو برای حل یک مسئله جدید نیازمند بازنگری و توسعه می‌باشند. در این تحقیق از الگوریتم گرادیان نزولی به منظور افزایش دقت جستجوی محلی استفاده گردید. عملکرد الگوریتم گرادیان نزولی به مقادیر ضرایب مختلف وابسته است. به همین منظور یک آنالیز حساسیت برای انتخاب بهترین ضریب توسعه داده شد. در پایان به منظور اثبات موثر بودن روش پیشنهادی تعدادی از مسائل مهندسی سازه بهینه سازی گردید. نتایج نشان میدهد که این روش نسبت به سایر روشهای گذشته عملکرد موثرتری دارد. لازم به ذکر است که با استفاده از این الگوریتم می‌توان طیف جدید از مسائل را در آینده بهینه سازی نمود.

سپاسگزاری

.

مراجع

[1] V. Goodarzimehr, S. Shojaee, S. Talatahari, and S. Hamzehei-Javaran, "Generalized displacement control analysis and optimal design of geometrically nonlinear space structures," *International Journal of Computational Methods*, vol. 20, no. 7, p. 2143018, 2023. https://doi.org/10.1142/S0219876221430180.

[2] P. Martinez, P. Marti, and O. Querin, "Growth method for size, topology, and geometry optimization of truss structures," *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 33, no. 1, pp. 13–26, 2007. https://doi.org/10.1007/s00158-006-0043-9.

[3] A. Kaveh, P. Rahmani, and A. D. Eslamlou, "An efficient hybrid approach based on Harris Hawks optimization and imperialist competitive algorithm for structural optimization," *Engineering with Computers*, vol. 38, pp. 1555–1583, 2022. https://doi.org/10.1007/s00366-020-01258-7.

[4] V. Goodarzimehr, S. Talatahari, S. Shojaee, and A. H. Gandomi, "Computer-aided dynamic structural optimization using an advanced swarm algorithm," *Engineering Structures*, vol. 300, p. 117174, 2024. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2023.117174.

[5] V. Goodarzimehr, U. Topal, A. K. Das, and T. Vo-Duy, "SABO algorithm for optimum design of truss structures with multiple frequency constraints," *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, vol. 52, no. 10, pp. 7745–7777, 2024. https://doi.org/10.1080/15397734.2024.2308652.

[6] A. Dehghani, V. Goodarzimehr, S. Shojaee, and S. Hamzehei Javaran, "Modified adolescent identity search algorithm for optimization of steel skeletal frame structures," *Scientia Iranica*, 2023. https://doi.org/10.24200/sci.2023.60555.6868.

[7] A. Dehghani, S. Hamzehei Javaran, S. Shojaee, and V. Goodarzimehr, "Optimal analysis and design of large-scale problems using a Modified Adolescent Identity Search Algorithm," *Soft Computing*, vol. 28, pp. 9405–9432, 2024. https://doi.org/10.1007/s00500-024-09689-w.

[8] T. Dong, S. Chen, H. Huang, C. Han, Z. Dai, and Z. Yang, "Large-scale truss topology and sizing optimization by an improved genetic algorithm with multipoint approximation," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 1, p. 407, 2022. https://doi.org/10.3390/app12010407.

[9] A. Javidi, E. Salajegheh, and J. Salajegheh, "Optimization of weight and collapse energy of space structures using the multi-objective modified crow search algorithm," Engineering with Computers, vol. 38, pp. 2879–2896, 2022. https://doi.org/10.1007/s00366-020-01276-5.

[10] V. Goodarzimehr and F. Salajegheh, "Optimal design of tall steel moment frames using special relativity search algorithm," *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, vol. 14, no. 1, pp. 61–81, 2024. https://doi.org/10.22068/ijoce.2024.14.1.575

[11] V. Goodarzimehr, U. Topal, T. Vo-Duy, and S. Shojaee, "Improved chaos game optimization algorithm for optimal frequency prediction of variable stiffness curvilinear composite plate," *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, vol. 42, no. 19–20, pp. 1054–1066, 2023. https://doi.org/10.1177/07316844221145642.

[12] A. Amiri, P. Torkzadeh, and E. Salajegheh, "A new improved Newton metaheuristic algorithm for solving mathematical and structural optimization problems," *Evolutionary Intelligence*, vol. 17, pp. 2749–2789, 2024. https://doi.org/10.1007/s12065-024-00911-0.

[13] M. Dastan, V. Goodarzimehr, S. Shojaee, et al., "Optimal design of planar steel frames using the hybrid teaching–learning and charged system search algorithm," *Iran Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, vol. 47, no. 4, pp. 3357–3373, 2023. https://doi.org/10.1007/s40996-023-01124-8

[14] V. Goodarzimehr, S. Shojaee, S. Hamzehei-Javaran, and S. Talatahari, "Special relativity search: A novel metaheuristic method based on special relativity physics," *Knowledge-Based Systems*, vol. 257, p. 109484, 2022. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109484.

[15] V. Goodarzimehr, S. Talatahari, S. Shojaee, and S. Hamzehei-Javaran, "Special relativity search for applied mechanics and engineering," *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 403, p. 115734, 2023. https://doi.org/10.1016/j.cma.2022.115734.

[16] O.K. Erol and I. Eksin, "A new optimization method: Big bang–big crunch," *Advances in Engineering Software*, vol. 37, no. 2, pp. 106–111, 2006. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2005.04.005.

[17] F.A. Hashim, E.H. Houssein, M.S. Mabrouk, et al., "Henry gas solubility optimization: A novel physics-based algorithm," *Future Generation Computer Systems*, vol. 101, pp. 646–667, 2019.

[18] A. Kaveh and A. Dadras Eslamlou, "Water strider algorithm: A new metaheuristic and applications," *Structures*, vol. 25, pp. 520–541, 2020. https://doi.org/10.1016/j.istruc.2020.03.033.

[19] L. Abualigah, D. Yousri, M. Abd Elaziz, A.A. Ewees, M.A.A. Al-qaness, and A.H. Gandomi, "Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 157, p. 107250, 2021. https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107250.

[20] A. Faramarzi, M. Heidarinejad, B. Stephens, and S. Mirjalili, "Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm," *Knowledge-Based Systems*, vol. 191, p. 105190, 2019. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105190.

[21] S.J. Wu and P.T. Chow, "Steady-state genetic algorithms for discrete optimization of trusses," *Computers & Structures*, vol. 56, pp. 979–991, 1995. https://doi.org/10.1016/0045-7949(94)00551-D.

[22] L.J. Li, Z.B. Huang, and F. Liu, "A heuristic particle swarm optimization method for truss structures with discrete variables," Computers & Structures, vol. 87, pp. 435–443, 2009. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2009.01.004.

[23] K.S. Lee, Z.W. Geem, S.H. Lee, and K.W. Bae, "The harmony search heuristic algorithm for discrete structural optimization," *Engineering Optimization*, vol. 37, no. 7, pp. 663–684, 2005. https://doi.org/10.1080/03052150500211895.

[24] A. Kaveh and S. Talatahari, "A particle swarm ant colony optimization for truss structures with discrete variables," *Journal of Constructional Steel Research*, vol. 65, pp. 1558–1568, 2009. https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2009.04.021.

[25] P.V.S.Z. Capriles, L.G. Fonseca, H.J.C. Barbosa, and A.C.C. Lemonge, "Rank-based ant colony algorithms for truss weight minimization with discrete variables," *Communications in Numerical Methods in Engineering*, vol. 23, pp. 553–575, 2007. https://doi.org/10.1002/cnm.912.

[26] A. Sadollah, A. Bahreininejad, H. Eskandar, and M. Hamdi, "Mine blast algorithm for optimization of truss structures with discrete variables," *Computers & Structures*, vol. 102–103, pp. 49–63, 2012. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2012.03.013.

[27] A. Kaveh and M.I. Ghazaan, "A comparative study of CBO and ECBO for optimal design of skeletal structures," *Computers & Structures*, vol. 153, pp. 137–147, 2015. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2015.02.028.

[28] M.H. Talebpour, A. Kaveh, and V.R. Kalatjari, "Optimization of skeletal structures using a hybridized ant colony-harmony search-genetic algorithm," *Iran Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*,

vol. 38, pp. 1–20, 2014.

[29] R.E. Perez and K. Behdinan, "Particle swarm approach for structural design optimization," *Computers & Structures*, vol. 85, pp. 1579–1588, 2007. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2006.10.013.

[30] C.V. Camp, "Design of space trusses using big bang-big crunch optimization," *Journal of Structural Engineering*, vol. 133, pp. 999–1008, 2007. https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9445(2007)133:7(999).

[31] S.O. Degertekin, "Improved harmony search algorithms for sizing optimization of truss structures," *Computers & Structures*, vol. 92–93, pp. 229–241, 2012. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2011.10.022.

[32] T.H. Kim and J.I. Byun, "Truss sizing optimization with a diversity-enhanced cyclic neighborhood network topology particle swarm optimizer," *Mathematics*, vol. 8, no. 7, p. 1087, 2020. https://doi.org/10.3390/math8071087.

[33] S.O. Degertekin, L. Lamberti, and M.S. Hayalioglu, "Heat transfer search algorithm for sizing optimization of truss structures," *Latin American Journal of Solids and Structures*, vol. 14, no. 3, pp. 373–397, 2017. https://doi.org/10.1590/1679-78253297.

[34] M. Jafari, E. Salajegheh, and J. Salajegheh, "An efficient hybrid of elephant herding optimization and cultural algorithm for optimal design of trusses," *Engineering Computations*, vol. 35, pp. 781–801, 2019. https://doi.org/10.1007/s00366-018-0631-5.

[35] A.A. Groenwold and N. Stander, "Optimal discrete sizing of truss structures subject to buckling constraints," *Structural Optimization*, vol. 14, pp. 71–80, 1997. https://doi.org/10.1007/BF01812508.

[36] A.A. Groenwold, N. Stander, and J.A. Snyman, "A regional genetic algorithm for the discrete optimal design of truss structures," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 44, pp. 749–766, 1999. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0207(19990228)44:6.

[37] P.V.S.Z. Capriles, L.G. Fonseca, H.J.C. Barbosa, and A.C.C. Lemonge, "Rank-based ant colony algorithms for truss weight minimization with discrete variables," *Communications in Numerical Methods in Engineering*, vol. 23, pp. 553–575, 2007. https://doi.org/10.1002/cnm.912.

[38] V. Ho-Huu, T. Nguyen-Thoi, T. Vo-Duy, T. Nguyen-Trang, “An adaptive elitist differential evolution for optimization of truss structures with discrete design variables,” *Computers and Structures*, vol. 165, pp. 59–75, 2016. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2015.11.014.

[39] D.T. Le, D.K. Bui, T.D. Ngo, Q.H. Nguyen, H. Nguyen-Xuan, “A novel hybrid method combining electromagnetism-like mechanism and firefly algorithms for constrained design optimization of discrete truss structures,” *Computers and Structures*, vol. 212, pp. 20–42, 2019. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2018.10.017.

[40] D.T. Do, J. Lee, “A modified symbiotic organisms search (mSOS) algorithm for optimization of pin-jointed structures,” *Applied Soft Computing*, vol. 61, pp. 683–699, 2017. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.08.002.

[41] A. Esmaeili Aghdam and R. Imani Kalesar Hoshy, “Determination of optimal position of cables in guyed masts by using meta-heuristic algorithms,” *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 37, no. 3, pp. 93–107, 2024. https://doi.org/10.22067/jfcei.2024.75849.1131.

[42] A. Banaei, J. Alamatiyan, and R. Zia Toohidi, “Investigation of the effect of weighting coefficients in the objective function on the performance of genetic algorithm in active structural control,” *Ferdowsi Journal of Civil*

Engineering, vol. 36, no. 4, pp. 1–20, 2023. https://doi.org/10.22067/jfcei.2023.77364.1159.

[43] A. Banaei and J. Alamatiyan, "Multi-objective Function Minimization Using an Improved Genetic Algorithm for Active Vibration Control of Structures," *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 31, no. 4, pp. 21-40, 2018. https://doi.org/10.22067/civil.v31i4.61547.

[44] F. Omidinasab, V. Goodarzimehr, H. Babaali, and A. Dalvand, "Investigating barriers and problems affecting the standardization of industrial construction materials of Lorestan Province (with an emphasis on concrete and concrete's aggregates)," *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 33, no. 4, pp. 67–80, 2020. https://doi.org/10.22067/jfcei.2021.68601.1017.

[45] M. Akbarzadeh and B. Ahmadi Nadooshan, "Improvement of Pareto Front in Multi-objective Topology Optimization with Non-uniform Polygonal Elements," *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 31, no. 2, pp. 89-102, 2018. https://doi.org/10.22067/civil.v31i2.57563.

[46] M. Jahangiri and B. Ahmadi Nadooshan, "Damage Identification in Structures Using Multi-objective Evolutionary Optimization Algorithms MOPSO and MOEA/D," *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 30, no. 1, pp. 63-78, 2017. https://doi.org/10.22067/civil.v1i30.53204.

[47] V. Goodarzimehr, U. Topal, and M. Bohlooly Fotovat, "Optimal frequency of stiffened piezolaminated composite plates implementing a hybrid special relativity search and hill climbing optimization algorithm," *Journal of Applied and Computational Mechanics*, vol. 10, 2024. https://doi.org/10.22055/jacm.2024.47914.4837

[48] V. Goodarzimehr, U. Topal, M. Bohlooly Fotovat, "A novel approach for buckling optimization of stiffened piezolaminated composite plates." *Journal of Composite Materials*, vol. 58, no. 28, pp. 2975-2991, 2024. https://doi.org/10.1177/00219983241288569 .

[49] V. Goodarzimehr, M. Fazli, N. Fanaie, Amir H. Gandomi, "Enhanced Special Relativity Search Algorithm-Based Lorentz Force for Structural Optimization." *International Journal of Computational Methods*, p. 2450064, 2024. https://doi.org/10.1142/S0219876224500646.

[50] M. J Ketabdari and S. Mohtaram, "Optimization of Braced Frames under Spectral Dynamic Load Using Migratory Genetic Algorithm," *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 22, no. 1, pp. 1-16, 2010. https://doi.org/10.22067/civil.v22i1.8370.

[51] M. Daee, S. Tamjidzadeh, and S H. Mir Mohammadi, "Formation of Sparse Null Bases for Optimal Force Method Analysis Using Charged System Search Algorithm," *Ferdowsi Journal of Civil Engineering*, vol. 27, no. 2, pp. 75-84, 2015. https://doi.org/10.22067/civil.v27i2.33680